

Zustandsüberwachung der Bahninfrastruktur mit KI

*Nils Kornfeld, Andreas Luber, Andreas Leich,
Max Kaiser, Lucas A. Schubert und Jörn C. Groos*

Die Künstliche Intelligenz (KI) bzw. das maschinelle Lernen ermöglichen neue Ansätze für die Zustandsüberwachung. Dieser Beitrag gibt einen Überblick über aktuelle Herausforderungen anhand exemplarischer Anwendungsfälle.

1 Einleitung

Die kostengünstige und effektive Instandhaltung ist eines der zentralen Themen bei Infrastrukturbetreibern wie der DB Netz AG. Um den planmäßigen und reibungslosen Schienenverkehr sicherzustellen, muss die zugrunde liegende Infrastruktur mit hoher Verfügbarkeit betriebsbereit gehalten werden. Dabei erfolgt die Instandhaltung der Bahninfrastruktur heute überwiegend korrektiv – d. h. bei Auftreten eines Ausfalls oder Defekts bzw. präventiv durch Wartung in regelmäßigen Abständen ohne Berücksichtigung des tatsächlichen Zustands. Effektivere Ansätze sind die zustandsorientierte Instandhaltung sowie die prädiktive Instandhaltung. Ersteres bedeutet, dass nur aufgrund des tatsächlichen Zustands erforderliche Maßnahmen durchgeführt werden. Bei der prädiktiven Instandhaltung wird neben dem aktuellen Zustand auch die zukünftige Zustandsentwicklung als Prognose berücksichtigt. Ausfälle werden durch rechtzeitige und angemessene Maßnahmen vermieden. Gemeinsame Voraussetzung für die zustandsorientierte und prädiktive Instandhaltung ist die genaue Kenntnis des momentanen technischen bzw. betrieblichen Zustands aller relevanten Komponenten der Infrastruktur. Praktisch müssen Abweichungen vom Normalzustand oder Normalverhalten zeitnah erkannt und klassifiziert werden. Kommt zur frühzeitigen Erkennung sich entwickelnder Fehlzustände die Fähigkeit zur zuverlässigen Vorhersage (Prognose) der weiteren Zustandsentwicklung hinzu, kann die Durchführung von Instandhaltungsmaßnahmen frühzeitig zum ökonomisch und betrieblich optimalen Zeitpunkt eingeplant werden. Unter diesen Voraussetzungen kann ein prädiktives Instandhaltungsmanagement eingeführt werden. Dies ermöglicht eine weitgehende Vermeidung unerwarteter Ausfälle sowie den optimalen Einsatz der vorhandenen Ressourcen.

Für die Gewinnung der erforderlichen Zustandsinformationen sind umfangreiche Daten und Informationen aus dem laufenden Betrieb der Anlagen und Systeme erforderlich. Aufgrund der Komplexität und Anzahl der Anlagen ist eine manuelle Gewinn-

nung der Informationen durch Experten nicht mehr wirtschaftlich abbildbar. Ebenso sind die erforderlichen und teils sehr kurzen Erfassungszyklen mit den etablierten Inspektionsverfahren unter ökonomischen und betrieblichen Gesichtspunkten nicht realisierbar. Die immer weiter zunehmende Durchdringung der Bahninfrastruktur sowie der Fahrzeuge mit eingebetteten Sensoren erlaubt inzwischen grundsätzlich neue Ansätze für eine kontinuierliche und flächendeckende Zustandsüberwachung. Die Gewinnung der erforderlichen Zustandsinformationen aus den anfallenden großen und komplexen Datenmengen erfordert den Einsatz moderner Verfahren in den Bereichen der KI bzw. des maschinellen Lernens. Dieser Beitrag stellt anhand dreier konkreter Anwendungsfälle aus Forschungsaktivitäten des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt (DLR) mit Praxispartnern die Potenziale und aktuellen Herausforderungen beim Einsatz des maschinellen Lernens und verwandter datenwissenschaftlicher Ansätze dar.

2 Künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen

In der aktuellen öffentlichen Debatte erfährt der Begriff „Künstliche Intelligenz“ eine hohe Aufmerksamkeit. Gemeint ist meist recht allgemein die Fähigkeit von Maschinen, „intelligent“ mit der Umgebung und Menschen in Wechselwirkung zu treten sowie angemessen und flexibel auf neue Situationen zu reagieren. Häufig wird der Begriff auch synonym zum Begriff „maschinelles Lernen“ verwendet. Dabei stellt das maschinelle Lernen eine wichtige Grundvoraussetzung für KI dar. Bei einer Vielzahl der unter dem Begriff „Künstliche Intelligenz“ aktuell diskutierten Anwendungen steht tatsächlich das maschinelle Lernen im Fokus. Einen guten Überblick über das maschinelle Lernen sowie den Stand der Forschung und Entwicklung in Deutschland gibt eine aktuelle Studie der Fraunhofer-Gesellschaft [1]. Unter maschinellem Lernen werden üblicherweise Methoden und Verfahren verstanden, die aus vorhandenen Daten (Erfahrungen) komplexe Modelle (Wissen) generieren bzw. Muster und Zusammenhänge in den Daten erkennen. Die Generierung solcher Modelle aus Daten stellt jedoch per se kein Verständnis oder gar die Schaffung eines Bewusstseins dar. Bei den in diesem Beitrag beschriebenen Anwendungen kommen Verfahren des maschinellen Lernens sowie der statistischen Datenanalyse zum Einsatz, um aus großen und/oder komplexen Datensätzen relevante Informationen zu gewinnen.

Beim maschinellen Lernen wird allgemein zwischen überwachten (Supervised Learning) und unüberwachten Verfahren (Unsupervised Learning) unterschieden. Bei den überwachten Verfahren stehen umfangreiche, klassifizierte Beispieldaten, sogenannte Trainingsdaten, zur Verfügung. Aus diesen Datensätzen können Modelle der zugrundeliegenden Zusammenhänge abgeleitet (gelernt) werden. Diese können später auf neue Daten angewendet werden. Im Kontext der überwachten Lernverfahren konnten in den vergangenen fünf Jahren mit den sogenannten tiefen neuronalen Netzen tiefgrei-

fende methodische Fortschritte erzielt werden. Für Anwendungen, bei denen umfangreiche, vollständige und qualitativ hochwertige Trainingsdaten zur Verfügung stehen, konnten enorme Fortschritte erzielt werden. Dazu zählen insbesondere die Bildanalyse (siehe auch Abschnitt 4.3 sowie [2–4]), die Spracherkennung und die Fremdsprachenübersetzung. In diesen Bereichen sind die Fortschritte für viele Anwender im Alltag wahrnehmbar und haben so die breite Diskussion rund um „Künstliche Intelligenz“ maßgeblich mit ausgelöst. Dies führt verstärkt zu der Annahme, dass die „Künstliche Intelligenz“ zeitnah und schnell zu Lösungen für lang bestehende Probleme führen wird. In der Tat haben die methodischen Fortschritte bei den überwachten Lernverfahren dazu geführt, dass für viele konkrete Anwendungsfälle nicht die Leistungsfähigkeit der Lernverfahren, sondern die Verfügbarkeit qualitativ hochwertiger Trainingsdaten zum entscheidenden Erfolgskriterium geworden ist. Dies gilt insbesondere auch für die Anwendung von KI-Verfahren für die Zustandsüberwachung der Bahninfrastruktur.

3 Datenaustausch und Datenmanagement

Die für die Zustandsüberwachung der Bahninfrastruktur mittels KI erforderlichen Daten und Informationen sind sowohl inhaltlich komplex als auch im Volumen umfangreich [5]. In der Regel müssen Daten aus verschiedenen Quellen kombiniert werden. Für jede Art von Quelle sind in der Regel Systeme unterschiedlicher Hersteller im Einsatz. Die Umsetzung der Zustandsüberwachung und Instandhaltung der Bahninfrastruktur erfolgt zudem üblicherweise in einem Zusammenspiel mehrerer Akteure (Stakeholder) sowohl innerhalb der Organisation des Eisenbahninfrastrukturbetreibers als auch bei dessen Auftragnehmern. Dies erfordert einen effizienten und sicheren Austausch von Daten und Informationen über die Grenzen von Organisationseinheiten und Unternehmen hinweg. In der Vergangenheit kamen überwiegend isolierte und spezialisierte Systeme zum Einsatz. Daten wurden in proprietären Datenformaten gespeichert und verarbeitet. Schnittstellen zu anderen Systemen wurden in der Regel nicht vorgesehen. Um die Potenziale der KI umfassend ausschöpfen zu können, ist die Fähigkeit zum effizienten Datenaustausch sowie Management heterogener Daten jedoch entscheidend [5]. Dazu zählt insbesondere auch die Sicherstellung der Interpretierbarkeit der gesammelten Daten anhand hinreichender Metainformationen. Die effiziente und gewinnbringende Nutzung komplexer Daten umfasst zahlreiche technische und nicht-technische Aspekte. Zu den nicht-technischen Aspekten zählen rechtliche und regulatorische Rahmenbedingungen (Data Governance) sowie die dahinter liegenden Geschäftsmodelle. Bei den technischen Aspekten stehen insbesondere die Datenmodellierung sowie Fragen der übergreifenden Systemarchitektur im Vordergrund. Ein relevantes Beispiel für die Definition schienenverkehrsspezifischer Datenstrukturen ist railML (Railway Markup Language). Ein Konsortium aus Herstellern, Betreibern und

Forschungseinrichtungen arbeitet gemeinsam an der Entwicklung einheitlicher Datenstrukturen für den Austausch domänenspezifischer Daten (www.railml.org). Im Rahmen des europäischen Joint Undertakings Shift2Rail wird ebenfalls an der Entwicklung eines einheitlichen Datenmodells (Canonical Data Model, CDM) gearbeitet. Diese Arbeiten bauen auf den Vorarbeiten im Leuchtturmprojekt In2Rail (EU-Forschungsprogramm Horizont 2020) auf [6]. Die gewinnbringende Einsetzbarkeit der KI wird stark vom Erfolg solcher Initiativen zur Schaffung und Nutzung einheitlicher bahnspezifischer Datenmodelle und Datenstrukturen abhängen. Grundsätzlich ist dabei zu beachten, dass nach Möglichkeit auf bereits existierende branchenunabhängige Standards wie z.B. für den Austausch und die Modellierung von Sensordaten (z.B. OGC SensorML, [7]; OGC Observation and Measurements, [8]) zurückgegriffen wird. Auf diese Weise kann zukünftig einfacher und schneller als bisher von technologischen Fortschritten und existierenden Lösungen in anderen Branchen und Domänen profitiert werden. Dies gilt in gleicher Weise für die technische Umsetzung von verteilten Datenmanagementsystemen sowie den Einsatz bereits existierender geeigneter Formate für den Austausch großer Datenmengen (z.B. HDF5, [9]).

4 Konkrete Anwendungsfälle für KI-Verfahren

Im Folgenden werden drei konkrete aktuelle Anwendungsfälle für das maschinelle Lernen im Kontext der Zustandsüberwachung der Bahninfrastruktur sowie die damit verbundenen Herausforderungen dargestellt.

4.1 Überwachung von Eisenbahnweichen

Im Rahmen des europäischen Forschungsprogramms Shift2Rail arbeitet das DLR gemeinsam mit dem niederländischen Unternehmen Strukton Rail an der Weiterentwicklung der kontinuierlichen Überwachung von Eisenbahnweichen mit Ansätzen des maschinellen Lernens. Eine umfassende Darstellung der Weichenüberwachung anhand der Stromaufnahme der Weichenmotoren (Stellstromkurven) ist in [10] gegeben. Für schnelle Erfolge mit Verfahren des überwachten Lernens fehlen gegenwärtig noch hinreichend gute und umfassende Trainingsdatensätze [11]. Hauptgründe für den Mangel an geeigneten Trainingsdatensätzen sind die hohe technische Komplexität der Eisenbahnweichen, die zahlreichen auf das Weichenumlaufverhalten einwirkenden äußeren Einflüsse (z.B. Wetter, Belastung, Wartungsmaßnahmen) sowie die Vielzahl, Komplexität und häufig auftretende Überlagerung der möglichen Fehlzustände. Eine korrekte Annotation gemessener Stromumlaufkurven hinsichtlich deren „Normalität“ bzw. dem Auftreten von Auswirkungen aufgrund existierender oder sich anbahnender Fehlzustände gestaltet sich auch für ausgewiesene und erfahrene Anlagenexperten als sehr schwierig und zeitaufwendig [12]. Weiterhin sind bislang zahlreiche relevante

Einflüsse wie z. B. die Temperatur der Weiche (im Unterschied zur Temperatur der Luft) nicht oder nur in seltenen Ausnahmefällen erfasst worden. Auch die bei Reparaturen und Wartungen durchgeführten Maßnahmen bzw. die für aufgetretene Ausfälle ursächlichen Fehlzustände werden bislang in der Regel nicht mit dem notwendigen Detailgrad erfasst [10, 11]. Kleinere Eingriffe im Rahmen der regelmäßigen Kontrolle werden mitunter sogar gar nicht dokumentiert. Gegenwärtig verfügbare historische Datensätze sind somit in der Regel unvollständig und häufig nur von mittlerer bzw. unklarer Qualität. Die Güte von damit trainierten prädiktiven Modellen ist für den breiten Praxiseinsatz nicht ausreichend [11].

Aus den genannten Gründen liegt der Fokus gegenwärtiger Forschungsaktivitäten beim DLR auf Ansätzen zur Detektion von Anomalien im Umlaufverhalten der Weichen anhand von Merkmalen, die aus den Stromumlaufkurven sowie relevanten weiteren Messdaten (z. B. meteorologische Parameter) gewonnenen werden [12]. Die Definition der extrahierten Merkmale erfolgt dabei explizit durch Anlagenexperten unter Berücksichtigung des funktionalen Aufbaus der Weiche. Auf diese Weise findet das vorhandene Wissen über das typische („normale“) Verhalten der Anlagen sowie auftretende Fehlzustände Eingang in die automatische Datenanalyse. Für bekannte Faktoren mit besonders ausgeprägter und systematischer Auswirkung auf das übliche Anlagenverhalten (z. B. die Anlagentemperatur) werden aus vorhandenen Daten empirische Teilmodelle gelernt und bei der Normierung der Merkmale eingesetzt [13]. In einem weiteren Schritt wird die Komplexität (in der Regel wird eine zweistellige Anzahl an Merkmalen für die Detektion verwendet) mit einer Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis, PCA) reduziert. Anschließend erfolgt die automatische Erkennung von Anomalien anhand vorgegebener Schwellenwerte oder z. B. mit dem Isolation Forest Verfahren [12].

Sobald eine Anomalie im Anlagenverhalten erkannt wird, ist die Identifizierung möglicher Ursachen (Diagnose) im praktischen Einsatz für die Abschätzung der Dringlichkeit sowie sinnvoller Maßnahmen von höchster Relevanz. Auch hier liegt der aktuelle Forschungsschwerpunkt beim DLR auf der Entwicklung nachvollziehbarer diagnostischer Modelle, die die Berücksichtigung des vorhandenen Experten- und Erfahrungswissens erlaubt – z. B. über eine erweiterte Fehlermöglichkeiten und -einflussanalyse (FMEA) [14]. Nachvollziehbare diagnostische Modelle bieten zudem die Möglichkeit zur kontinuierlichen Weiterentwicklung anhand gewonnener Erfahrungen [15]. Das DLR untersucht hierzu einen auf objektorientierten Bayes'schen Netzen basierenden Ansatz [16] und hat ein entsprechendes Patent angemeldet. Dieser Ansatz erlaubt die transparente Modellierung der komplexen Zusammenhänge und Einflussfaktoren unter der Berücksichtigung von Wahrscheinlichkeiten und Unsicherheiten. Aufbau und Parametrisierung des Modells können dabei initial anhand des vorhandenen Anlagen-

verständnisses und bestehender Erfahrungswerte der Anlagenexperten erfolgen. Im laufenden Betrieb kann das Modell anhand neu gewonnener Daten und Erfahrungen kontinuierlich weiterentwickelt werden. Ein wesentlicher Vorteil des Ansatzes, nicht zuletzt in der Entwicklungsphase, ist die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse für die Anlagenexperten. Diese können dadurch die getroffenen Annahmen zu möglichen Ursachen hinsichtlich deren Verlässlichkeit und Aussagekraft besser bewerten. Diese Vorgehensweise wirkt auch einem Akzeptanzverlust aufgrund sowohl unzutreffender als auch nicht nachvollziehbarer Ergebnisse entgegen.

Neben der Detektion und Diagnose von Anomalien im Anlagenverhalten ist eine zuverlässige Vorhersage der weiteren Entwicklung von großem Interesse. Diesbezüglich untersucht das DLR Ansätze, bei denen mittels etablierter Verfahren der Zeitreihenprädiktion (z.B. ARIMA, [12]) die erwartete zeitliche Entwicklung einzelner Merkmale prädiziert und für die Detektion und Diagnose möglicher zukünftiger Fehler im Anlagenverhaltens genutzt werden. Dieser an sich etablierte Ansatz befindet sich für die Anwendung zur Weichenüberwachung jedoch noch in einem frühen Stadium.

Die beschriebenen Ansätze werden gemeinsam mit dem Projektpartner Strukton Rail prototypisch in operativer Umgebung erprobt. Die dabei gesammelten Ergebnisse gehen kontinuierlich in die Weiterentwicklung der Algorithmen ein. Parallel dazu erfolgen die Erfassung weiterer als relevant erkannter Messdaten und Informationen sowie eine Weiterentwicklung der unternehmerischen Prozesse und Abläufe hinsichtlich der Datenerfassung und Datenqualität. Nach und nach entstehen so umfangreichere und qualitativ hochwertigere Datensätze. Gleichzeitig entsteht durch die Anomalieerkennung und deren Validierung durch die Anlagenexperten (z.B. Markierung von Fehldetektionen) ein annotierter Datensatz hoher Qualität, der zukünftig auch für das Training mit überwachten Lernverfahren genutzt werden kann. Trotz der vergleichsweise frühen Entwicklungsstadien der Ansätze bezüglich des alltäglichen Praxiseinsatzes ergeben sich bereits nennenswerte Vorteile gegenüber den etablierten Verfahren z.B. durch eine deutlich verringerte Anzahl an witterungsbedingten Fehlalarmen [13].

4.2 Überwachung Elektronischer Stellwerke

Bei sicherheitskritischen Anwendungen wie der Leit- und Sicherungstechnik werden elektrische Anlagen häufig als sogenannte IT-Systeme (Isolé Terre) ausgeführt. IT-Systeme sind ungeerdet und weisen daher konstruktionsbedingt eine Reihe von sicherheitstechnischen Vorteilen auf [17]. Um die Sicherheit von IT-Systemen aufrecht zu erhalten, ist eine frühzeitige Erkennung und Beseitigung von Isolationsfehlern erforderlich. Dazu überwachen Isolationsüberwachungsgeräte das IT-System kontinuierlich bezüglich auftretender Erdströme. Die von der DB Netz AG für die Überwachung Elektronischer Stellwerke (ESTW) überwiegend eingesetzten Gerätetypen zeigen das Unterschreiten

definierter Schwellwerte für den elektrischen Widerstand der Gesamtanlage gegen Erde (z.B. 30 k Ω) mittels Kontrollleuchten an. Die Anlagenverantwortlichen kontrollieren regelmäßig die Überwachungsgeräte und führen bei Schwellwertunterschreitungen eine Überprüfung der Anlage durch. Ein aufgetretener Isolationsfehler muss zeitnah lokalisiert und behoben werden. Bei großen, komplexen und räumlich weit verteilten IT-Systemen wie den elektrischen Anlagen von ESTW ist die Fehlersuche schwierig und zeitaufwendig. Häufig muss der Betrieb der Anlage für mehrere Stunden komplett eingestellt werden. Eine frühzeitige Erkennung von Isolationsfehlern sowie Hilfestellungen bei der Fehlersuche (z.B. Einschränkung auf bestimmte Anlagenabschnitte oder betroffene Fahrstraßen) bieten ein hohes Potenzial für eine Erhöhung der Anlagenverfügbarkeit und Anlagensicherheit sowie für Kosteneinsparungen. Ein möglicher Ansatz hierfür ist eine kontinuierliche automatische Analyse des aktuellen elektrischen Widerstandes der Anlage unter Einbeziehung des Betriebszustands des Stellwerkes sowie weiterer relevanter Einflussfaktoren wie z.B. den aktuellen Wetterbedingungen. Gemeinsam mit der DB Netz AG sowie der Bender GmbH & Co. KG hat das DLR eine entsprechende Machbarkeitsstudie („Proof-of-Concept“) durchgeführt [18, 19]. Für einen mehrmonatigen Feldversuch wurde das Isolationsüberwachungsgerät eines Stellwerkes um eine kontinuierliche Erfassung der gemessenen Widerstandswerte erweitert. Für einen Zeitraum von zwei Wochen konnten weiterhin die Betriebsdaten des Stellwerkes extrahiert werden. Im Beobachtungszeitraum des Feldversuchs wurden die Schwellwerte für den Isolationswiderstand nicht unterschritten. Es zeigte sich jedoch eine ausgeprägte zeitliche Variabilität des elektrischen Widerstandes oberhalb der Schwellwerte zwischen 200 k Ω und 2000 k Ω [18]. Mit einer explorativen Datenanalyse unter Anwendung maschineller Lernverfahren konnten systematische Zusammenhänge mit der Witterung (Niederschläge und Temperatur) sowie dem Bahnbetrieb festgestellt und nachgewiesen werden [19]. Mit überwachten Lernverfahren konnten erfolgreich erste prototypische prädiktive Modelle für die Vorhersage des elektrischen Widerstandes des ESTW anhand der Temperatur, des Niederschlages sowie der Betriebsdaten des Stellwerkes gewonnen werden. Die vielversprechenden ersten Ergebnisse rechtfertigen eine Weiterverfolgung des Ansatzes und zeigen gleichzeitig die bestehenden Herausforderungen für einen erfolgreichen operativen Einsatz auf. Aufgrund der Vielzahl an relevanten Einflussfaktoren sowie der Komplexität der Daten (z.B. bis zu hundert aufgezeichnete Meldungen der Stellwerksteuerung pro Minute) ist eine Überwachung durch den Menschen nicht möglich. Eine automatische Überwachung mit Verfahren des maschinellen Lernens erscheint möglich und erfordert nun die Erhebung vollständiger und umfangreicher Trainingsdatensätze für die Entwicklung praxistauglicher Modelle. Wie bereits bei der Überwachung der Eisenbahnweichen anhand von Stellstromkurven hat sich gezeigt, dass die lokalen meteorologischen Bedingungen das Anlagenverhalten stark

beeinflussen und für die erfolgreiche kontinuierliche Zustandsüberwachung mittels KI erfasst werden müssen. Für die Machbarkeitsstudie konnte auf Daten einer meteorologischen Station des Deutschen Wetterdienstes (DWD) zurückgegriffen werden [19]. Bei einem räumlichen Abstand der bestehenden meteorologischen Stationen zum überwachten ESTW von über 5 km ist die Aussagekraft der daraus abgeleiteten prädiktiven Modelle jedoch eingeschränkt, da meteorologische Bedingungen auf dieser räumlichen Skala stark variieren können. Um die Zuverlässigkeit und Aussagekraft der Modelle zu verbessern, ist eine lokale Erfassung der meteorologischen Bedingungen erforderlich. Ein weiterer relevanter Aspekt für die Umsetzung einer flächendeckenden Überwachung von Stellwerken ist der gegenwärtig hohe manuelle Aufwand zur Gewinnung der Stellwerksbetriebsdaten mangels geeigneter standardisierter Schnittstellen.

4.3 Erkennung von Rissen in Betonschwellen

Eine kritische Komponente des Gleisoberbaus ist die Bahnschwelle. Diese unterliegt einer ständigen mechanischen Belastung durch Befahrung sowie der allgemeinen Witterung. Neben diesen beiden wesentlichen Beanspruchungen existiert eine Reihe weiterer Einflüsse, die über die Zeit zu einem Verschleiß der Schwellen beitragen. Eine Ausprägung dieses Verschleißes sind Risse in den Schwellen (Abb. 1). Mit zunehmender Anzahl und/oder Ausprägung der Risse einer Schwelle degeneriert die Integrität der Schwelle und beeinträchtigt die Funktionalität sowie die Sicherheit des Bahnbetriebs. So mussten im Jahr 2007 im Zuge von Instandsetzungsmaßnahmen 3,3 Mio. Schwellen ausgetauscht werden.

Ein Beispielbild eines Risses ist in Abb. 1 dargestellt. Rechts unten im Bild, am Schwellen Kopf, ist deutlich ein koaxialer Riss zu erkennen, der von dem Dübel der Schwellenschraube ausgeht. Links der Schiene setzt sich der Riss feiner, und daher schwerer zu erkennen, fort. Insbesondere Risse einer Stärke < 1 mm sind ökonomisch höchst relevant, da hier ein Aufreißen der Schwelle noch verhindert werden kann und die Schwelle i. d. R. nicht ausgetauscht werden muss.

Der Zustand jeder einzelnen Schwelle – das sind im Netz der Deutschen Bahn AG rund 120 Mio. (~80 % Betonschwellen) – muss daher regelmäßig erfasst und bewertet werden. Dies kann unter großem Aufwand durch visuelle Inspektionen erfolgen. Kommerziell verfügbare automatisierte Verfahren liefern derzeit noch keine ausreichend guten Ergebnisse.

Die DB Netz AG und das DLR haben gemeinsam Untersuchungen zur Verbesserung der Erkennungsleistung mit aktuellen Verfahren der digitalen Bildverarbeitung und Mustererkennung durchgeführt. Ziel war herauszufinden, ob mittlerweile ein Einsatz in der Praxis aussichtsreich ist. Dabei wurde festgestellt, dass sich das Faster R-CNN-Modell [20–22] gut für die automatisierte Rissdetektion eignet.



Abb. 1: Riss in Betonschwelle

Quelle: DB Netz AG

Faster R-CNN ist ein Objektdetektionsalgorithmus, welcher sowohl zur Identifikation von Objektkandidaten, zur Klassifikation der Objekte als auch zur genauen Positionierung eines Objektes ein gemeinsames neuronales Netz nutzt [20]. Das eingesetzte Netz ist ein Convolutional Neural Network (CNN), welches durch Methoden des Supervised Learning Faltungsmasken zur Merkmalsextraktion selbst lernt. Faltungsmasken werden üblicherweise in der Bildverarbeitung eingesetzt, um Kanten, wie sie z.B. an Rissen vorkommen, zu detektieren.

Es wurde festgestellt, dass die Erkennungsgenauigkeit mit Faster R-CNN im Vergleich zu den bisher marktüblichen Lösungen deutlich verbessert werden kann. Allerdings ist der Rechenaufwand größer, d.h. die Verarbeitung in Echtzeit erfordert die Verwendung sehr leistungsfähiger Hardware. Außerdem wurde festgestellt, dass der Einsatz in der Praxis nur dann erfolversprechend ist, wenn die Vorgehensweise und Prozesse der Qualitätssicherung auf die Algorithmen abgestimmt sind. So kann beispielsweise die Erkennungsleistung abnehmen, wenn die Trainingsdaten die tatsächlichen Eingangsdaten in ihrer Varianz nicht hinreichend widerspiegeln. Für bestimmte Streckenabschnitte kann daher ein nachträgliches Training notwendig sein. Damit verbunden ist ein geeignetes Management der Trainingsdaten aus den verschiedenen Trainingsdurchläufen sowie ein Monitoring der Erkennungsqualität durch visuelle Prüfung von Stichproben (Abb. 2).

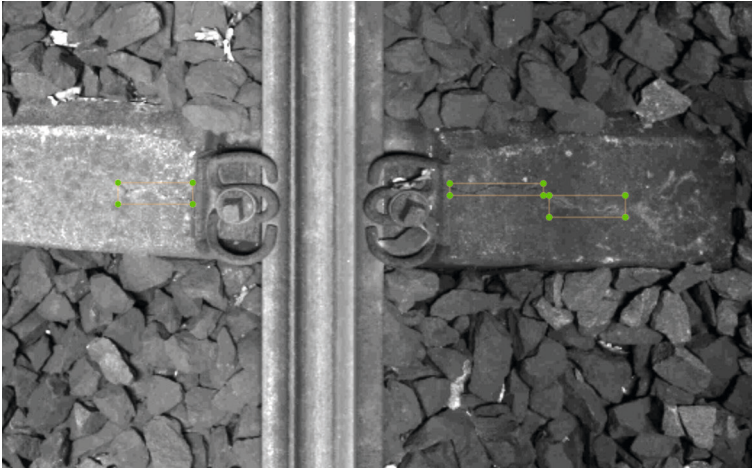


Abb. 2: Expertenannotierte Risse

Quelle: DB Netz AG

Außerdem wurden Anforderungen identifiziert, die von einem hochautomatisierten System zur Rissdetektion erfüllt werden müssen. So müssen die erkannten Risse beispielsweise so in einer Datenbank abgelegt werden, dass bei mehrmaligen Befahrungen eine Assoziation der Daten möglich wird. Das heißt, dass ein und derselbe Riss in ein und derselben Schwelle bei verschiedenen Befahrungen eindeutig zugeordnet werden kann. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit der Entwicklung geeigneter Assoziationsmethoden.

Das R-CNN legt eine rechteckige Maske über den erkannten Riss. Wünschenswert wäre es, die zum Riss gehörenden Pixel zu identifizieren. Dieser Vorgang wird als semantische Segmentierung bezeichnet. Nach erfolgter semantischer Segmentierung ist es möglich, denselben Riss in mehreren aufeinander folgenden Befahrungen zu vermessen und zu beurteilen, wie stark die Beschädigung einer Schwelle voranschreitet und wann die Notwendigkeit von Instandsetzungsmaßnahmen zu erwarten ist. Dies wird Gegenstand weiterführender Analysen sein.

Für die Experimente zur Untersuchung der Leistungsfähigkeit der KI-Methode wurden Aufnahmen von 2101 Schwellen untersucht. Um eine ausreichend große Trainingsbasis zu haben, wurden diese Schwellen in 1903 Trainingsbeispiele und 198 Testaufnahmen aufgeteilt. Auf diesen Aufnahmen wurden Risse von Experten annotiert.

Um die grundsätzliche Anwendbarkeit des Faster R-CNN Objektdetektors für das vorliegende Problem – die Detektion von Rissen in Betonschwellen – zu testen, wurde ein vortrainiertes Netz aus dem Object Detection Model Zoo [22], einem Projekt zum Vergleich verschiedener Modelle, mit dem Trainingsdatensatz nachtrainiert.

In Tab. 1 sind die Ergebnisse des ersten Trainings in Form von Konfusionsmatrizen dargestellt. Die Konfusionsmatrizen stellen falsche und richtige Detektionen gemäß einer Fallunterscheidung – ob tatsächlich Risse im Bild annotiert sind oder nicht – gegenüber.

Zur Ermittlung der Ergebnisse wurde die Anzahl der in den Aufnahmen zu erkennen den Schwellen herangezogen. Eine Schwelle ohne Riss wird als Negativbeispiel gewertet, Schwellen mit mindestens einem Riss als Positivbeispiele.

Obwohl es die Aufgabe des entwickelten Systems ist, Beschädigungen an Spannbetonsschwellen zu detektieren, können in Eingabebildern auch Holzschwellen vorhanden sein. Die Holzschwellen werden zum Zweck der Auswertung ebenso wie unbeschädigte Betonschwellen als Negativbeispiele gezählt.

	Trainingsdatensatz		Testdatensatz	
	Riss	Kein Riss	Riss	Kein Riss
Riss detektiert	919	147	14	12
Kein Riss detektiert	10	827	4	168

Tab. 1: Konfusionsmatrix nach erstem Trainingsdurchgang

Die fälschlicherweise als gerissen klassifizierten Schwellen weisen eine Systematik auf. So wurde häufig Bewuchs als Riss erkannt, wie in Abb. 3 unten links dargestellt ist.

Wie aus Tab. 1 hervorgeht, ist die Leistung des Objektdetektors im Testfall auf völlig unbekannten Testdaten schlechter als im Training. Allerdings macht das Modell auch auf den bereits bekannten Daten immer noch Fehler.

In Tab. 2 sind einige aus den Konfusionsmatrizen abgeleitete, typische Kenngrößen für binäre Klassifikatoren dargestellt. Mit dem Begriff „Precision“ wird der Quotient aus den als positiv klassifizierten Beispielen und den tatsächlich positiven Beispielen bezeichnet. Der „Recall“ erfasst, wie hoch der Anteil der Positivbeispiele ist, der tatsächlich vom Detektor gefunden wird. Die „Accuracy“ ist der Quotient aus der Gesamtzahl der richtig klassifizierten Schwellen und der Gesamtzahl aller betrachteten Schwellen. Man erkennt, dass sowohl im Trainingsdatensatz als auch im Testdatensatz 92 % aller Schwellen richtig klassifiziert wurden. Folglich kann davon ausgegangen werden, dass das Klassifikationsergebnis für immerhin 8 % aller Schwellen nachträglich manuell überprüft werden muss. Bei der nachträglichen Prüfung werden falsch positive Detektionen identifiziert. Dieser Aufwand ist zwar immer noch vergleichsweise hoch, aber immerhin um den Faktor 12,5 geringer als bei einer vollständigen manuellen Inspektion.

	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Trainingsdatensatz	86 %	99 %	92 %	92 %
Testdatensatz	54 %	78 %	92 %	64 %

Tab. 2: Kenngrößen zur Bewertung der Objektdetektion nach dem ersten Trainingsdurchgang

In der letzten Spalte ist der F1-Score aufgeführt. Der F1-Score ist das harmonische Mittel aus Precision und Recall. Dadurch ist dieser Wert geeignet, den Klassifikator sowohl bezüglich der Präzision als auch der Spezifizität zu bewerten.

Nach dieser ersten Auswertung wurden die Fehldetektionen (sowohl positiv als auch negativ) im Detail betrachtet. Falsch positive Detektionen wurden durch Bewuchs, Ausblühungen, Verfärbungen, Kanten auf der Betonschwelle sowie durch die Struktur von Holzschwellen ausgelöst. Beispiele für diese Fehler sind in Abb. 3 aufgeführt. Bei den falsch negativen Detektionen, also bei vom Detektor nicht gefundenen Rissen, ist vor allem ein Riss quer zum Verlauf der Schwelle auffällig. Es handelt sich hierbei um das einzige in den Trainingsdaten vorhandene Beispiel eines Querrisses. Die benannten Beispiele wurden als Negativbeispiele (kein Riss) in die Annotation des Datensatzes mit aufgenommen. Zusätzlich wurden vom CNN mehrere Schwellen mit Rissen gefunden, die bei der Annotation durch den Menschen übersehen worden waren. Diese wurden den Annotationsdaten als Positivbeispiele hinzugefügt.



Abb. 3: Typische Fehldetektionen nach erstem Training

Nach diesen Modifikationen wurde ein weiterer Trainingsdurchlauf gestartet. Hierzu wurde dieselbe Aufteilung der Trainings- und Testdaten wie im ersten Durchgang genutzt. Um davon profitieren zu können, dass die Gewichte der Faltungsmasken in den Filtern des CNN bereits angelernt waren, wurde das Modell vom gespeicherten Zustand nach dem ersten Training aus weiter trainiert.

	Trainingsdatensatz		Testdatensatz	
	Riss	Kein Riss	Riss	Kein Riss
Riss detektiert	929	0	15	5
Kein Riss detektiert	0	974	3	175

Tab. 3: Konfusionsmatrix nach zweitem Trainingsdurchgang

Die Ergebnisse des zweiten Trainingsdurchlaufs sind in Tab. 3 zusammengefasst. Es wird deutlich, dass mit den beschriebenen Modifikationen des Trainingsprozesses keine falschen Klassifikationen auf bereits bekannten Daten mehr vorgenommen werden. Beim Vergleich zwischen dem ersten und zweiten Durchlauf zeigt sich, dass sich auch die Klassifikationsgüte bei unbekannten Testdaten durch die erfolgten Anpassungen weiter verbessern lässt.

Die weiter oben bereits eingeführten Kenngrößen zur Bewertung binärer Klassifikatoren sind in Tab. 4 für den Stand nach dem zweiten Trainingsdurchgang aufgeführt. Aus der ersten Zeile geht hervor, dass der Objektdetektor auf bereits bekannten Bildern alle Schwellen richtig klassifiziert. In der zweiten Zeile wird die bereits angesprochene Verbesserung der Güte der Klassifizierung noch unbekannter Daten deutlich. So nimmt die Zahl der Schwellen, welche nachträglich visuell geprüft werden müssen, von ca. 8 % auf ca. 4 % ab, sodass der manuelle Aufwand um den Faktor 25 geringer ist als bei der vollständigen visuellen Inspektion.

	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Trainingsdatensatz	100 %	100 %	100 %	100 %
Testdatensatz	75 %	83 %	96 %	79 %

Tab. 4: Kenngrößen zur Bewertung der Objektdetektion nach dem zweiten Trainingsdurchgang

Da der Umfang der Testdaten aus den ersten beiden Experimenten sehr gering sowie das Verhältnis zwischen gerissenen und unbeschädigten Schwellen unrealistisch ausgeglichen war, wurde ein weiterer Datensatz untersucht. Die Bilder enthalten insgesamt Aufnahmen von 2067 Schwellen, von denen nur 32 Risse aufweisen.

Die Ergebnisse sind in Tab. 5 dargestellt. Der Anteil der falsch negativ klassifizierten Schwellen liegt bei ca. 0,2 %, bezogen auf die Gesamtgröße der Stichprobe. Der Anteil der falsch positiv klassifizierten Schwellen beträgt rund 1,5 %. Aus dem Recall in Tab. 6 wird ersichtlich, dass 88 % der gerissenen Schwellen korrekt als schadhaft klassifiziert werden. Die Precision von nur 47 % zeigt allerdings deutlich, dass ca. die Hälfte der als schadhaft klassifizierten Schwellen nicht beschädigt ist.

	Riss	Kein Riss
Riss detektiert	28	32
Kein Riss detektiert	4	2003

Tab. 5: Konfusionsmatrix zur Bewertung auf vorher unbekannten Aufnahmen

Bei Betrachtung der falsch klassifizierten Schwellen fällt auf, dass es sich vor allem um Holzschwellen handelt, deren Oberflächenstruktur fälschlicherweise als Riss erkannt wird. Hier sollte in nachfolgenden Arbeiten darauf geachtet werden, dass mehr Holzschwellen in den Trainingsdaten als Negativbeispiele zur Verfügung gestellt werden.

	Precision	Recall	Accuracy	F1-Score
Unbekannter Datensatz	47 %	88 %	98 %	61 %

Tab. 6: Kenngrößen zur Bewertung der Rissdetektion auf unbekannten Aufnahmen

Im Rahmen dieser Untersuchung konnte gezeigt werden, dass neuartige, auf neuronalen Netzen basierende Objektdetektionsverfahren – wie in diesem Fall Faster R-CNN – geeignet sind, um Beschädigungen an Spannbetonschwellen in dem von der DB Netz AG zur Verfügung gestellten Bildmaterial zu detektieren.

Bei der vollständigen manuellen Inspektion der Schwellen treten Fehler auf. Die manuelle Durchsicht der Schwellen ist eine eintönige Arbeit, bei der die Konzentration schnell nachlässt. Im Experiment hatte das zur Folge, dass Risse übersehen werden. Durch den Einsatz von Faster R-CNN können diese Fehler vermieden werden.

Es konnte gezeigt werden, dass Erkennung von Rissen in Schwellen mit Faster R-CNN so gut funktioniert, dass nur geringe Nacharbeiten im Sinne von einer Überprüfung durch den Menschen notwendig sind. Im ersten Beispieldatensatz wurden in ca. 4 % aller Schwellen Risse erkannt. Diese müssten beim Einsatz in der Praxis manuell überprüft werden, da darunter ca. 25 % Fehlalarme zu finden waren. Im zweiten Beispieldatensatz wurden in knapp 3 % aller Schwellen Risse detektiert, wovon mehr als 50 % Fehlalarme waren.

Um im praktischen Einsatz die Klassifikationsgüte des Systems weiter zu verbessern, können annotierte Bilder von bisher falsch klassifizierten Schwellen zum Trainingsda-

Homepageveröffentlichung unbefristet genehmigt für DLR /
Rechte für einzelne Downloads und Ausdrucke für Besucher der Seiten
genehmigt von DW Media Group, 2019

tensatz hinzugefügt werden. So kann eine iterative Verbesserung des Objekterkennungssystems herbeigeführt werden. Für einen praktischen Einsatz sollte die Trainingsbasis insgesamt deutlich vergrößert werden. Aus den bisherigen Experimenten kann abgeleitet werden, dass weitere Negativbeispiele mit Holzschwellen, Laub und Bewuchs notwendig sind.

Um weiterführende Untersuchungen zur Größe der Risse zu ermöglichen, kann der Objektdetektor des bestehenden Systems zukünftig durch ein Mask R-CNN [23] ersetzt werden, um so eine pixelgenaue semantische Segmentierung zu ermöglichen.

5 Zusammenfassung

Die vorgestellten Anwendungsfälle zeigen exemplarisch die enormen Potenziale für den Einsatz des maschinellen Lernens bei der Zustandsüberwachung der Bahninfrastruktur. Gleichzeitig wird deutlich, dass schnelle Lösungen durch maschinelles Lernen nur für ausgewählte Anwendungsfälle möglich sind, wie z.B. für die Detektion von Rissen in Bahnschwellen. Dies liegt sowohl an der technischen Komplexität der Bahninfrastruktur als auch den rechtlichen und regulativen Randbedingungen des Systems Bahn. Am Beispiel der Weichenüberwachung anhand von Stellstromkurven wird deutlich, dass die flächendeckende Einbringung neuer Sensoren in bestehende Anlagen die Betreiber vor technische, regulatorische und schlussendlich finanzielle Herausforderungen stellt. Diese nimmt auch beim Einsatz etablierter Technik häufig mehrere Jahre in Anspruch (z. B. [2]).

Die Bahninfrastruktur ist zahlreichen äußeren Einflüssen wie der Witterung und der betrieblichen Belastung ausgesetzt. Wie die Untersuchungen für Eisenbahnweichen und elektronische Stellwerke zeigen, beeinflussen diese sowohl das aktuelle Anlagenverhalten als auch die zu erwartende Entwicklung des Anlagenzustands. Für die Detektion, Diagnose und Prognose des Anlagenzustands mittels Verfahren des maschinellen Lernens müssen entsprechende Daten und Informationen erhoben, ausgetauscht und den Verfahren maschinenverwertbar zur Verfügung gestellt werden. Für einen effizienten Datenaustausch ist eine branchenweite Verständigung über genutzte Datenmodelle und Schnittstellentechnologien erforderlich. Eine hohe Bedeutung kommt dabei entsprechenden Initiativen mit breiter Beteiligung von Herstellern, Betreibern und Forschungseinrichtungen wie z. B. railML zu. Wo branchenunabhängige Lösungen und Standards (z. B. für Sensordaten) vorhanden sind, sollte auf die Entwicklung branchenspezifischer Lösung unbedingt verzichtet werden. Nur auf diese Weise kann langfristig von technologischen Fortschritten in anderen Domänen profitiert werden.

Bezüglich der sensorischen Datenerhebung sollte bei der Digitalisierung des Bahnsystems die umfassende und flächendeckende Erhebung relevanter Einflussfaktoren

(wie z.B. der Witterung) direkt an den Anlagen im Fokus stehen. Die vorgestellten Forschungsergebnisse für die Überwachung von Eisenbahnweichen und Stellwerken zeigen beispielhaft, dass das Fehlen entsprechender meteorologischer Daten die Ergebnisqualität bestehender KI-Ansätze negativ beeinflusst. Neben der Erfassung von Messdaten mit zusätzlichen Sensoren sowie der systematischen und umfassenden Erhebung von Betriebsdaten der technischen Anlagen spielt eine konsequentere und systematischere Erfassung von Informationen aus den betrieblichen Prozessen eine große Rolle. Wann werden an welchen Anlagen welche Wartungsmaßnahmen mit welchem Ergebnis durchgeführt? Gegenwärtig werden derartige Informationen im Verlauf der etablierten Prozesse und Abläufe noch nicht hinreichend umfassend bzw. systematisch erfasst. Häufig sind noch handschriftliche Freitext-Protokolle üblich. Die rasch fortschreitende Digitalisierung der Geschäfts- und Unternehmensprozesse wird hier in den kommenden Jahren viele zusätzliche Daten und Informationen erschließen. Insbesondere für die Zustandsüberwachung und prädiktive Instandhaltung sollte diese Entwicklung jedoch nicht dem Zufall überlassen, sondern gezielt entsprechend der bestehenden Anforderungen mit gesteuert werden.

Für den Einsatz der besonders leistungsfähigen überwachten Lernverfahren wie tiefen neuronalen Netzen müssen umfangreiche Datensätze von Domänenexperten umfassend annotiert werden. Die korrekte Annotation von auffälligem Anlagenverhalten in multi-variablen Zeitreihen (siehe Abschnitt 4.1) oder von anlagenspezifischen Fehlzuständen in Bilddaten (siehe Abschnitt 4.3) ist zum einen arbeitsintensiv und zum anderen selbst für ausgewiesene Anlagenexperten eine sehr schwierige bis zeitweilen unmögliche Aufgabe. Für viele konkrete Anwendungsfälle im Bereich der Zustandsüberwachung stehen daher auch mittelfristig keine geeigneten Trainingsdatensätze zur Verfügung. In solchen Fällen muss auf unüberwachte Verfahren zur Anomalieerkennung sowie für nachvollziehbare Diagnosemodelle zurückgegriffen werden. Um KI-Verfahren im operativen Betrieb kontinuierlich weiter lernen zu lassen und um das vorhandene Expertenwissen möglichst vollständig nutzbar zu machen, sind einfache und intuitive Schnittstellen für die Interaktion mit den Anlagenverantwortlichen im Alltag erforderlich.

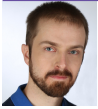
Quellen

- [1] Döbel, I.; Leis, M.; Vogelsang, M. M.; Neustroev, D.; Petzka, H.; Riemer, A.; Rüping, S.; Voss, A.; Wegele, M.; Welz, J.: Maschinelles Lernen: Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. München, 2018
- [2] Lubert, A.; Kozempel, K.; Schulz, S.: Untersuchung zu Schaltverhalten und Zustandsschätzung von Relaisbaugruppen. In: SIGNAL+DRAHT 10/2017, S. 31–37. URL <https://elib.dlr.de/113338/>
- [3] Genc, C.; Harmsen, F.; Köhler, T.: Automatisierte Erkennung von Infrastrukturelementen mit neuronalen Netzen. In: SIGNAL+DRAHT 9/2018, S. 48–55
- [4] Möhle, S.; Buchheister, S.: Wie die Bahn sehen lernt: Intelligente Videoanalyse mit Künstlicher Intelligenz. In: SIGNAL+DRAHT 7+8/2018, S. 19–22
- [5] Schubert, L.; Böttcher, O.; Roth, M.: Datenmanagementsysteme für die Digitalisierung im Bahnbereich. In: EI – EISENBAHNINGENIEUR 11/2018, S. 16–19
- [6] Karlsson, M.; Wegele, S.: In2Rail – Toward seamless connectivity. URL <https://www.globalrailwayreview.com/article/62612/in2rail-seamless-connectivity/>
- [7] Sensor Model Language (SensorML). URL <https://www.opengeospatial.org/standards/sensorml>
- [8] OGC Observation and Measurements. URL <https://www.opengeospatial.org/standards/om>
- [9] The HDF Group: The HDF5 Library & File Format. URL <https://www.hdfgroup.org/solutions/hdf5/>
- [10] Narezo Guzman, D.; Neumann, Th.; Groos, J. C.: Kontinuierliche Überwachung der LST mit eingebetteten Sensoren. In: EI – EISENBAHNINGENIEUR 11/2018, S. 6–11
- [11] Böhm, Th.: Präzise Prognose von Störungen an Eisenbahnweichen. Braunschweig, Technische Universität Carolo-Wilhelmina zu Braunschweig, Fakultät für Maschinenbau. Dissertation, 2018
- [12] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Baasch, B.; Heusel, J.; Neumann, Th.; Schrijver, G.; Buursma, D.; Groos, J. C.: Anomaly Detection and Forecasting Methods Applied to Point Machine Monitoring Data for Prevention of Switch Failures. In: Proceedings of the 32nd International Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (COMADEM 2019): Springer, 2019
- [13] Narezo Guzman, D.; Hadzic, E.; Schuil, R.; Baars, E.; Groos, J. C.: Turning data driven condition now- and forecasting for railway switches into maintenance actions. In: Proceedings of 7th Transport Research Arena TRA 2018, 2018
- [14] Sayed, M. S.; Lohse, N.: Ontology-driven generation of Bayesian diagnostic models for assembly systems. In: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology 74 (2014), 5-8, S. 1033–1052
- [15] Neumann, Th.; Narezo Guzman, D.; Groos, J. C.: Transparente Fehlerdiagnose bei Weichenstörungen mittels Bayes'scher Netze. In: SIGNAL+DRAHT (2019), Nr. 11
- [16] Neumann, Th.; Narezo Guzman, D.: Bayesian network design for fault diagnostics of railway switches. In: Beer, Michael; Zio, Enrico (Hrsg.): Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference. Singapore : Research Publishing, 2019
- [17] Sellner, H.; Hofheinz, W.: IT-Systeme - Herzstück einer zuverlässigen Stromversorgung. In: elektrobörse smarthouse (2015), Nr. 1, S. 28–31
- [18] Linder, Ch.; Schenkendorf, R.: Datengetriebene Diagnoseansätze für ESTW-Kabelanlagen. In: SIGNAL+DRAHT 10/2015, S. 16–21. URL <http://elib.dlr.de/97274/>
- [19] Groos, J. C.; Zhang, X.; Linder, Ch.: ESTW-Kabelanlagen: Relevante Einflüsse auf den Isolationswiderstand. In: SIGNAL+DRAHT 5/2018, S. 17–24. URL <https://elib.dlr.de/120193/>
- [20] Ren, S.; He, K.; Girshick, R.; Sun, J.: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. In: IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 39 (2017), Nr. 6, S. 1137–1149
- [21] Lin, T.-Y.; Maire, M.; Belongie, S.; Hays, J.; Perona, P.; Ramanan, D.; Dollár, P.; Zitnick, C. L.: Microsoft COCO: Common Objects in Context, Bd. 8693. In: Fleet, D.; Pajdla, T.; Schiele, B.; Tuytelaars, T. (Hrsg.): Computer Vision – ECCV 2014. Cham : Springer International Publishing, 2014 (Lecture Notes in Computer Science), S. 740–755
- [22] Huang, J.; Rathod, V.; Sun, Ch.; Zhu, M.; Korattikara, A.; Fathi, A.; Fischer, I.; Wojna, Z.; Song, Y.; Guadarrama, S.; Murphy, K.: Speed/Accuracy Trade-Offs for Modern Convolutional Object Detectors. In: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), S. 3296–3297
- [23] He, K.; Gkioxari, G.; Dollár, P.; Girshick, R.: Mask R-CNN. In: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), S. 2980–2988



Nils Kornfeld, M.Sc.

Wissenschaftlicher Mitarbeiter, DLR e.V., Institut für Verkehrssystemtechnik, Berlin
nils.kornfeld@dlr.de



Dr. Andreas Lubert

Gruppenleiter Sensorsysteme, DLR e.V., Institut für Verkehrssystemtechnik, Berlin
andreas.lubert@dlr.de



Dr. Andreas Leich

Wissenschaftlicher Mitarbeiter, DLR e.V., Institut für Verkehrssystemtechnik, Berlin
andreas.leich@dlr.de



Dipl.-Ing. Max Kaiser

Referent für Bildverarbeitung und Auswertalgorithmen
DB Netz AG, Fahrwegmessung, Minden
max.kaiser@deutschebahn.com



Lucas A. Schubert, M.Sc.

Gruppenleiter Datenmanagement und Geodatenverarbeitung
DLR e.V., Institut für Verkehrssystemtechnik, Braunschweig
lucas.schubert@dlr.de



Dr. Jörn C. Groos

Gruppenleiter Anlagen- und Systemmonitoring
DLR e.V., Institut für Verkehrssystemtechnik, Braunschweig
joern.groos@dlr.de